



Estimation Spectrale Paramétrique Dédiée au Diagnostic de la Génératrice Asynchrone dans un Contexte Éolien

El Houssin El Bouchikhi

► To cite this version:

El Houssin El Bouchikhi. Estimation Spectrale Paramétrique Dédiée au Diagnostic de la Génératrice Asynchrone dans un Contexte Éolien. JCGE 2013, Jun 2013, France. pp.1-9. hal-00859923

HAL Id: hal-00859923

<https://hal.science/hal-00859923>

Submitted on 9 Sep 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimation Spectrale Paramétrique Dédiée au Diagnostic de la Génératrice Asynchrone dans un Contexte Éolien

El Houssin EL BOUCHIKHI

Université de Brest, EA 4325 LBMS
Rue de Kergoat - CS 93837, 29238 Brest Cedex 03
El-Houssin.Elbouchikhi@univ-brest.fr

RESUME – Le développement des éoliennes offshore et des hydroliennes implique la nécessité de minimiser et de prévoir les opérations de maintenance. Par conséquent, des techniques de traitement de signal avancées sont requises pour détecter la présence et diagnostiquer une défaillance à partir de mesures vibratoires, acoustiques, ou à travers l'acquisition des courants statoriques. La génératrice asynchrone est largement utilisée dans les systèmes éoliens. Malgré sa robustesse et sa fiabilité, la machine asynchrone est assujettie à des défaillances diverses et variées. L'objectif est donc de les détecter à un stade précoce afin de prévenir d'éventuelles pannes et d'assurer la continuité de la production d'énergie. Cet article s'intéresse donc à la détection des défauts des génératrices asynchrones en se basant sur l'analyse des courants statoriques. Par ailleurs, un schéma de détection et caractérisation des défauts est proposé et ses performances analysées. L'intérêt de cette nouvelle approche est démontré en utilisant des données de simulation issues d'un modèle de la génératrice basé sur les circuits électriques magnétiquement couplés pour la détection des défauts de rupture de barres et d'excentricité mécaniques.

ABSTRACT – Development of large scale offshore wind and marine current turbine farms implies to minimize and predict maintenance operations. In direct- or indirect-drive, fixed- or variable-speed turbine generators, advanced signal processing tools are required to detect and diagnose the generator faults from vibration, acoustic, or generator current signals. The induction generator is traditionally used for wind turbines power generation. Even if induction machines are highly reliable, they are subjected to many types of faults. The aim then, is to detect them at an early stage in order to prevent breakdowns and consequently ensure the continuity of power production. This paper deals therefore with wind turbines condition monitoring using a fault detection technique based on the generator stator current. The detection algorithm uses a recursive maximum likelihood estimator to track the time-varying fault characteristic frequency and the related energy. Furthermore, a decision-making scheme and a related criterion are proposed. The feasibility of the proposed approach has been demonstrated using simulation data issued from coupled magnetic circuits induction generator model driven by a wind turbine for both electrical asymmetry and mechanical imbalance.

MOTS-CLES – Éoliennes offshore, génératrices asynchrones, détection de défauts, estimation paramétrique, estimation par maximum de vraisemblance.

1. Introduction

Le diagnostic et la surveillance en temps réel des systèmes de génération éolien constituent un verrou quant au déploiement de ces énergies [1–3]. En effet, ils permettent d'améliorer la fiabilité, les performances et réduire les coûts relatifs au fonctionnement et aux opérations de maintenance [4]. La mise en oeuvre de la plupart des technologies existantes pour la surveillance d'éoliennes

nécessite des capteurs et des périphériques d'acquisition de données supplémentaires [5]. Ces capteurs sont généralement difficilement accessibles pendant le fonctionnement. Par conséquent, il est recommandé d'élaborer des techniques non-invasives, à moindre coût et plus fiables pour exploiter pleinement les avantages de la maintenance prédictive.

Au cours des dernières années, de nombreuses études ont démontré l'intérêt d'utiliser les courants électriques pour surveiller les génératrices asynchrones et les éoliennes associées [6]. De nombreuses techniques de traitement du signal avancées ont été proposées. Ainsi, des études antérieures ont démontré l'intérêt des techniques de démodulation [7, 8] et des techniques temps-fréquence/temps-échelle [9, 10] pour analyser les courants statoriques et en extraire des indices de défaillances. En outre, des techniques de poursuite des fréquences liées au défaut ont été proposées pour le diagnostic dans les génératrices éoliennes [11, 12]. Cependant, il n'est pas facile de choisir la technique la plus appropriée dans certaines situations pratiques. Par ailleurs, ces techniques ne permettent pas d'extraire directement un indicateur de la présence d'un défaut et de sa criticité. Si de bonnes performances sont requises, la facilité d'interprétation des résultats est également un élément clé pour une mise en oeuvre future d'un système de surveillance en temps réel.

Cet article présente alors une technique de détection des défauts de génératrices d'éoliennes dans un contexte non-stationnaire en se basant sur les courants statoriques. Plus précisément, l'analyse des courants statoriques est réalisée grâce à des techniques d'estimation spectrale paramétrique basées sur l'estimateur de maximum de vraisemblance. L'approche proposée permet d'estimer la fréquence caractéristique du défaut et présente un indicateur du défaut permettant une poursuite de sa sévérité. Cette technique ne requiert pas des capteurs ou des dispositifs d'acquisition de données supplémentaires étant donné que le courant est mesuré à d'autres fins liées au contrôle et à la protection de l'installation. Une étude sur des courants statoriques simulés issus d'une génératrice asynchrone entraînée par une turbine d'éolienne démontre que la technique proposée offre un moyen efficace de réaliser une surveillance de l'état de fonctionnement de l'éolienne.

2. Estimation Paramétrique dans un Contexte Non-Stationnaire

2.1 Modèle du signal

En présence de défauts d'origine électrique ou mécanique, le signal électrique $x[n]$ peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$x[n] = \sum_{k=-L}^L a_k \cos \left(2\pi f_k(\Omega(n)) \times \left(\frac{n}{F_s} \right) + \phi_k \right) + b[n] \quad (1)$$

où $x[n]$ correspond au n^e échantillon du courant de phase, $b[n]$ correspond à la composante bruit et L correspond au nombre de bandes latérales introduite par le défaut. Les paramètres $f_k(\Omega)$, a_k and ϕ_k correspondent à la fréquence, l'amplitude et la phase de la k^e composante fréquentielle, respectivement. Le symbole F_s correspond à la fréquence d'échantillonnage et $\Omega(n)$ est un ensemble de paramètre à estimer à chaque instant n et qui dépend du défaut considéré. Remarquons que lorsque le signal comporte des harmoniques d'espace et/ou de temps, il est possible de se ramener au modèle de signal (1) en utilisant un filtre passe-bas anti-repliement spectral.

Soit $\mathbf{x}(n) = [x(n) \dots x(n+M-1)]^T$, le vecteur colonne de taille M contenant les échantillons enregistrés durant M instant consécutifs sur une phase. En utilisant les identités trigonométriques, nous pouvons exprimer le vecteur $\mathbf{x}(n)$ sous la forme matricielle suivante

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}(\Omega(n))\mathbf{v}(n) + \mathbf{b}(n) \quad (2)$$

où :

– $\mathbf{A}(\Omega(n)) = [\mathbf{z}_{-L}(n) \dots \mathbf{z}_L(n), \mathbf{y}_{-L}(n) \dots \mathbf{y}_L(n)]$ est une matrice de taille $M \times 2L+1$. Le vecteur $\mathbf{z}_k(n)$ et $\mathbf{y}_k(n)$ sont respectivement définis par :

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_k(n) &= \left[1 \cos \left(2\pi f_k(\Omega(n)) \times \frac{1}{F_s} \right) \dots \cos \left(2\pi f_k(\Omega(n)) \times \frac{M-1}{F_s} \right) \right]^T \\ \mathbf{y}_k(n) &= \left[0 \sin \left(2\pi f_k(\Omega(n)) \times \frac{1}{F_s} \right) \dots \sin \left(2\pi f_k(\Omega(n)) \times \frac{M-1}{F_s} \right) \right]^T \end{aligned}$$

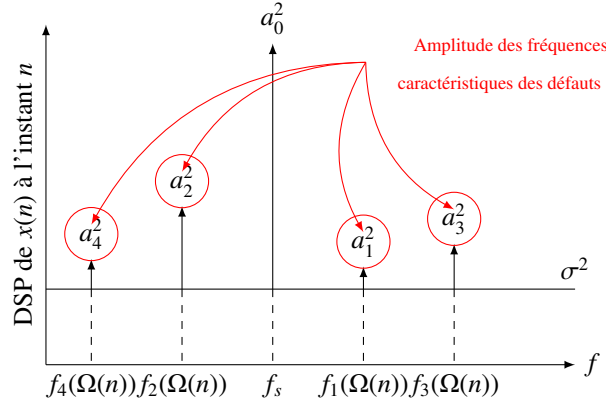


FIGURE 1 . Modèle du signal en présence de défaut pour $L = 2$.

- $\mathbf{b}(n) = [b[n], \dots, b[n + M - 1]]^T$ est un vecteur colonne contenant le bruit additif. Le bruit est supposé être blanc de moyenne nulle et de variance σ^2
- $\mathbf{v}(n) = [a_{-L} \cos(\phi_{-L}) \dots a_L \cos(\phi_L), -a_{-L} \sin(\phi_{-L}) \dots -a_L \sin(\phi_L)]^T$ est un vecteur colonne de taille $2(2L + 1)$ contenant les amplitudes et les phases des fréquences caractéristiques du défaut.

La figure 1 représente la densité spectrale de puissance (PSD) du modèle de signal proposé à un instant n . Dans ce cas de figure, les fréquences des raies latérales s'expriment sous la forme

$$f_k(n) = f_s(n) \pm k f_c(n) \quad \text{pour } -L(n) \leq k \leq L(n) \quad (3)$$

et l'ensemble de paramètres $\Omega(n) = \{f_s(n), f_c(n)\}$.

Nous démontrons par la suite comment estimer f_k , a_k et L à partir des échantillons $\mathbf{x}(n)$ à chaque instant n . Plus précisément, le problème de détection de défauts est traité donc comme un problème d'estimation statistique. L'objectif étant de déterminer la présence des bandes latérales reflétant l'existence du défaut et ensuite de calculer leurs amplitudes afin de mesurer la sévérité du défaut.

2.2 Estimation paramétrique pour le diagnostic

Dans cette section, nous proposons d'utiliser l'estimateur du Maximum de Vraisemblance (MV) déterministe. L'algorithme proposé fait l'hypothèse que les vecteurs $\mathbf{x}[n]$ sont indépendants. Bien que cette méthode est intrinsèquement sous-optimale car elle suppose la non dépendance entre les sous-vecteurs, la subdivision est nécessaire afin d'estimer la matrice de covariance du signal et du bruit.

2.2.1 Estimation de $\Omega(n)$

L'estimateur de la fréquence fondamentale et la fréquence caractéristique des défauts s'obtiennent en maximisant la fonction suivante [13] :

$$\mathcal{J}(\Omega(n)) = -\text{Tr}\{\mathbf{A}(\Omega(n))\mathbf{A}^\dagger(\Omega(n))\mathbf{R}(n)\} \quad (4)$$

où, $\mathbf{A}^\dagger(\Omega(n))$ est la pseudo-inverse de $\mathbf{A}(\Omega(n))$ i.e., $\mathbf{A}^\dagger(\Omega(n)) = (\mathbf{A}^T(\Omega(n))\mathbf{A}(\Omega(n)))^{-1} \mathbf{A}^T(\Omega(n))$ et $\text{Tr}[\cdot]$ désigne l'opérateur trace.

La méthode proposée repose sur l'estimation de la matrice de covariance $\mathbf{R}(n) = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]$. En pratique, cette matrice est inconnue et doit être estimée à partir des échantillons $\mathbf{x}[n]$ via l'équation suivante

$$\widehat{\mathbf{R}}_n = \frac{1}{G} \sum_{n=0}^{G-1} \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n) \quad (5)$$

Il existe un compris dans le choix de M et N et par conséquent le choix de G . N étant la taille du signal échantillonné. En particulier, une valeur de G élevée favorise l'estimation de la matrice de covariance $\widehat{\mathbf{R}}_n$, mais ne permet pas de suivre des variations rapides des paramètres. Finalement, l'estimateur de $\Omega(n)$ s'écrit sous la forme

$$\{\widehat{\Omega}(n)\} = \arg \max_{\Omega} \mathcal{J}(\Omega(n)) \quad (6)$$

2.2.2 Estimation de l'ordre du modèle L

L'estimation spectrale sur (6) nécessite la connaissance du nombre de bandes latérales $2 \times L$. L'estimation de l'ordre du modèle L permet de distinguer le cas défaillant du cas sain. Nous proposons d'estimer L en se basant sur les critères d'information théorique et plus précisément sur le critère de la distance minimale (MDL¹) [14]. Ainsi pour estimer les fréquences et l'ordre du modèle L , nous devons maximiser la fonction suivante

$$\{\widehat{\Omega}(n), \widehat{L}(n)\} = \arg \max_{\Omega, L} -Tr\{(I_M - \mathbf{A}(\Omega(n))\mathbf{A}^\dagger(\Omega(n)))\mathbf{R}(n)\} \times \exp\left(\frac{c(g, M)}{M}\right) \quad (7)$$

où, $c(g, M) = g \log(M)$ est le critère MDL, $g = 4L + 4$ est le nombre de paramètres libres et I_M est la matrice identité de taille M .

Cet estimateur permet de tenir en compte les signaux nonstationnaire grâce à l'estimation récursive de la matrice de covariance en divisant le signal à l'instant n en des segments temporel et par la suite estimer la matrice de covariance avec un chevauchement de 50% entre les segments.

2.2.3 Critère de détection de défaut

Nous proposons un critère de sévérité de défaut basé sur l'amplitude des composantes fréquentielles estimées précédemment. Le critère proposé correspond à la somme de l'énergie des différentes bandes latérales, normalisée par rapport à l'énergie de la fréquence fondamentale. Ce critère s'exprime en écriture matricielle sous la forme :

$$C(n) = \frac{\mathbf{v}^T(n)\mathbf{v}(n)}{\mathbf{v}^T(n)\mathbf{M}\mathbf{v}(n)} - 1. \quad (8)$$

où, $\mathbf{v}(n)$ est donné par $\widehat{\mathbf{v}}(n) = \mathbf{A}^\dagger(\widehat{\Omega}(n))\mathbf{x}$ et \mathbf{M} est une matrice de taille $(4L + 2) \times (4L + 2)$ donnée par

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_{L+1, L+1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{E}_{L+1, L+1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

où, $\mathbf{E}_{u,v}$ est une matrice élémentaire de taille $(2L + 1) \times (2L + 1)$ égale à 1 sur u^{ieme} ligne et v^{ieme} colonne et zéro ailleurs. En pratique, $\mathbf{v}(n)$ est inconnu et doit être remplacé par son estimateur donné par

$$\widehat{\mathbf{v}} = \mathbf{A}^\dagger(\widehat{\Omega}(n))\mathbf{x} \quad (10)$$

L'algorithme de l'approche proposée pour réaliser la détection des défauts dans la génératrice asynchrone est résumé dans l'Algorithme 1

3. Applications à la Détection des Défauts de la Génératrice Asynchrone dans un Contexte Éolien

Les performances de l'approche proposée sont évaluées sur des signaux issus d'un simulateur de la machine asynchrone développé sur Matlab-Simulink® [15]. Les signaux de simulation sont issus d'une génératrice asynchrone modélisée par la technique

1. minimum description length principle

Algorithme 1 Estimation nonstationnaire dédiée au diagnostic des défauts dans les machines asynchrones.

- 1) Acquisition de N échantillons $\mathbf{x}[n]$ à l'instant n .
- 2) Estimation de la matrice de covariance en utilisant (5).
- 3) Estimation de $\widehat{\Omega}(n)$ et $\widehat{L}(n)$ en utilisant (6).
 - if** $\widehat{L}(n) = 0$ **then**
 - Pas de défaut.
 - Retour à 1).
 - else**
 - Estimation de $\widehat{\mathbf{v}}(n)$ avec (10).
 - Calculer $C(n)$ en utilisant (8).
 - end if**
- 4) Etat de fonctionnement de la machine asynchrone.

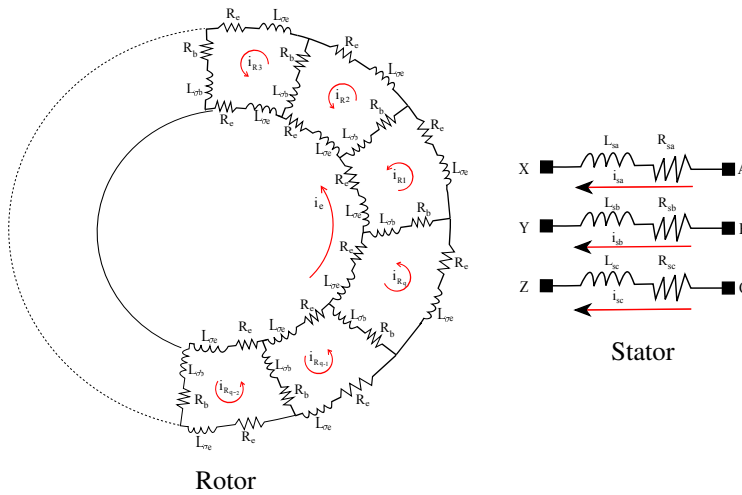


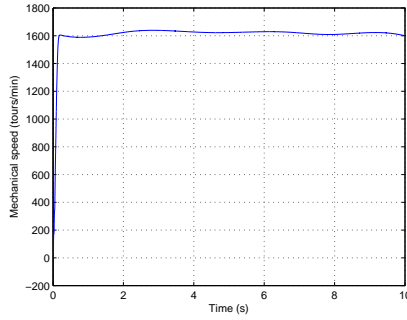
FIGURE 2 . Schéma électrique équivalent de la cage rotorique et des trois phases statoriques.

des circuits électriques magnétiquement couplés et entraînée par une turbine d'éolienne. La génératrice est modélisée en fonctionnement sain et en présence de défauts. Deux types de défauts sont modélisés : la rupture de barres et d'excentricité mécanique. Nous démontrons que l'approche proposée est capable de poursuivre l'évolution des défauts d'origine électrique ou mécanique.

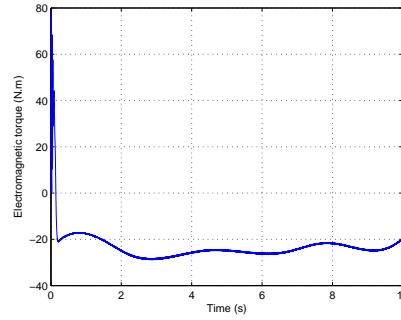
3.1 Modélisation de la génératrice asynchrone

La modélisation de la machine asynchrone peut être réalisée de manière satisfaisante en se basant sur des modèles linéaires tels que la méthode des circuits électriques magnétiquement couplés associées avec la théorie des fonctions de distribution des bobinages. La plupart des défauts peuvent être ainsi émulsés en se basant sur les équations analytiques de la machine asynchrone. Cette approche de modélisation est basée sur les hypothèses suivantes : les tôles magnétiques sont de perméabilité infinie, le circuit magnétique est non conducteur et les pertes par hystérésis dans les tôles du circuit magnétique sont négligeables. On considère, par ailleurs, que la machine est constituée d'un stator à bobinage réparti ayant 3 phases et d'un rotor à cage ayant 30 barres. Le schéma électrique équivalent de la cage rotorique et du stator de la machine asynchrone sont représentés sur la figure 2.

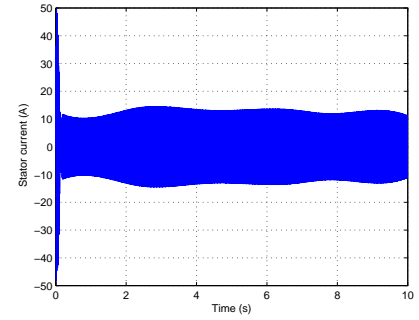
Les équations différentielles régissant l'évolution des grandeurs électriques et mécaniques de la machine asynchrone dans l'espace des phases sont générées à partir des connaissances sur la géométrie de la machine (caractéristiques des bobinages, formes d'encoches statoriques et rotoriques, les éléments défaillants et les dimensions). Dans ce système d'équations, les matrices d'inductances propres et mutuelles nécessaires pour le calcul du modèle de la machine sont calculées en se basant sur l'énergie magnétique stockée dans l'entrefer qui est déterminée grâce à la théorie des fonctions de bobinages. Cette méthode de calcul



(a) La vitesse mécanique.

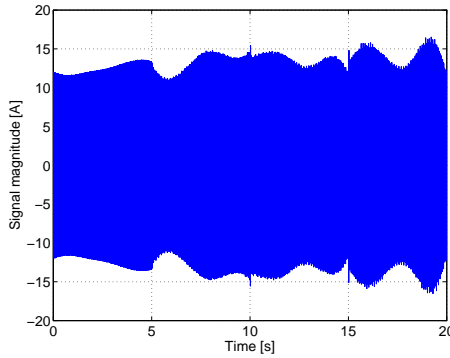


(b) Le couple électromagnétique.

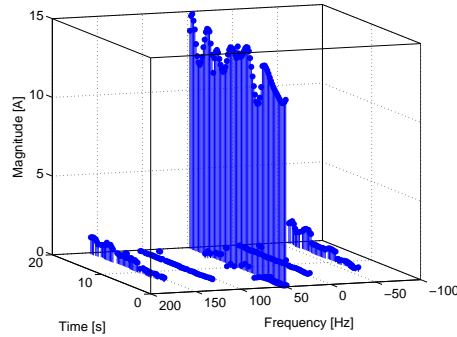


(c) Le courant statorique.

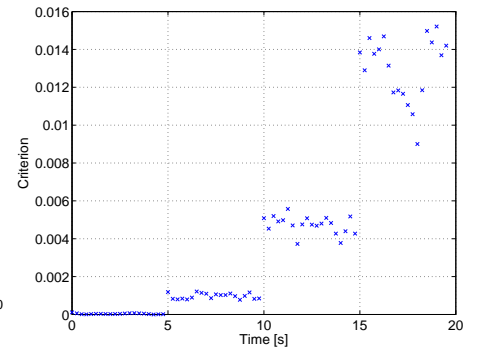
FIGURE 3 . Simulation d'une génératrice asynchrone défaillante.



(a) Courant électrique .



(b) Représentation temps-fréquence basée sur l'ap- proche proposée.



(c) Évolution du critère de poursuite de la sévérité du défaut proposé.

FIGURE 4 . Suivi de la sévérité du défaut de rupture de barres ; 0, 1, 2 et 3 barres cassées à des instants consécutifs.

permet d'obtenir des coefficients de mutuelles inductances symétriques quel que soit l'état de la machine, ce qui est en accord avec l'interprétation physique des mutuelles inductances. Ce modèle est utilisé pour générer les courants statoriques de la génératrice asynchrone en fonctionnement à vitesse variable dans le cas sain et le cas défaillant. Dans le cadre de cet article et pour illustrer notre approche, nous nous intéressons à la rupture de barres rotoriques et à l'excentricité mécanique.

La machine simulée dans le cadre de cette étude est une machine asynchrone triphasée à 2 paires de pôles, 4 kW/50 Hz, 220/380 V. La machine est entraînée par une turbine éolienne pour émuler la variation de vitesse. Les résultats de simulation ; la vitesse mécanique, le couple électromagnétique et le courant statorique, sont représentés sur la figure 3.

3.2 Les résultats des simulations

3.2.1 Rupture de barres rotoriques

Nous nous intéressons dans cette partie à la rupture de barres rotoriques. L'approche proposée est testée pour la poursuite de l'évolution du défaut et la simulation a été effectuée sur 20 s. La rupture de barre intervient à 5 s et sa criticité augmente entre 5 s et 20 s. Les résultats de simulation sont représentés sur la figure 4 dans le cas d'un défaut de rupture de barres rotoriques.

On constate à partir des résultats de simulation que, en présence de défaut, l'estimateur proposé estime correctement la localisation et l'amplitude des fréquences liées au défaut. Contrairement aux techniques classiques de représentation temps-fréquence [9], l'estimateur présenté permet d'extraire directement un indicateur de sévérité du défaut (voir Fig. 4c). De plus, l'approche permet de visualiser l'évolution de la sévérité du défaut en fonction de temps. On peut donc légitimement affirmer que la technique propo-

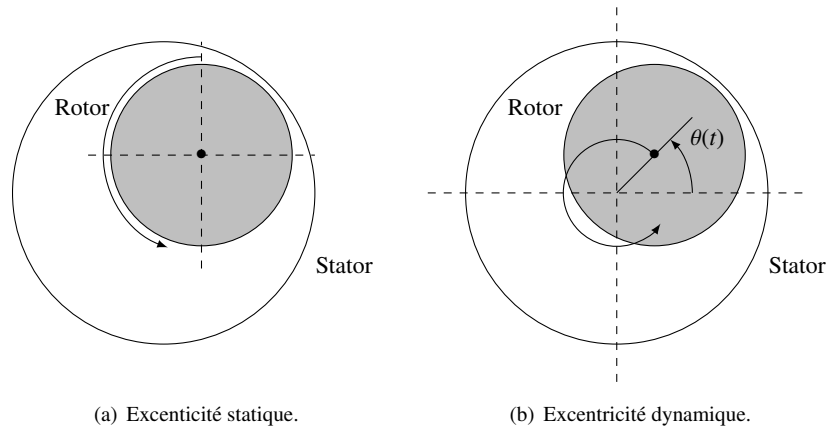


FIGURE 5 . Les différents types d'excentricité mécanique.

sée est une méthode fiable et efficace pour la détection des défauts d'origine électrique dans la génératrice asynchrone et la turbine associée d'une manière précoce. En effet, les courants statoriques de la génératrice sont généralement modulés en amplitude due aux variations du vent ce qui peut cacher la présence d'une défaillance dans le cas d'une analyse avec les outils classiques tels que le spectrogramme ou les distributions quadratiques.

3.2.2 Cas d'excentricité mécanique

L'approche proposée a également été validée pour la détection des défauts d'excentricité du rotor par rapport au stator. Ces phénomènes dont l'apparition est liée à des défauts mécaniques introduisent au niveau des courants statoriques des raies latérales dont les caractéristiques peuvent évoluer au cours du temps, en particulier en régime transitoire ou en vitesse variable. Les défauts d'excentricité statique, dynamique et mixte illustrés sur la figure 5 ont été considérés.

Des simulations ont été réalisées avec 5% d'excentricité jusqu'à 5s, puis le degré d'excentricité augmente à 10% pour les différents types d'excentricité. La génératrice est entraînée par le vent comme précédemment et les courants statoriques sont stockés et traités en utilisant l'approche étudiée dans le cadre de cet article. Les résultats de simulation en présence de défaut d'excentricité mécanique sont présentés sur la figure 6 pour l'excentricité statique, la figure 7 pour l'excentricité dynamique et figure 8 pour l'excentricité mixte.

Les résultats de simulations ci-dessous démontrent l'intérêt de l'approche proposée pour la détection des défauts d'origine mécanique dans les génératrices asynchrones pour une application éolienne. En effet, malgré l'influence de la modulation d'amplitude introduite par les variations de vents visible dans le domaine temporel, la méthode illustrée permet de détecter la présence d'une excentricité et permet de mesurer sa sévérité en temps réel. Contrairement aux techniques temps/fréquence classiques [9], l'approche proposée est conçue pour répondre aux exigences liées à la détection des défauts qui sont le suivi de la fréquence caractéristique du défaut et la mesure de sa sévérité en temps réel. Néanmoins, l'estimation correcte de la matrice de covariance dans l'algorithme proposé nécessite l'acquisition du courant statorique sur une longue durée.

4. Conclusion

Nous avons proposé une méthode qui permet la surveillance d'une machine asynchrone triphasée lorsque un défaut d'origine électrique et/ou mécanique apparaît. Plus précisément, une approche basée sur l'estimation spectrale paramétrique a été présentée et démontrée pour le diagnostic des machines asynchrones. L'approche présentée a été démontrée pour la détection des défauts de rupture de barres et d'excentricité mécanique en se basant sur un modèle de la machine asynchrone qui permet d'étudier le phénomène répercuté sur le courant statorique. L'analyse spectrale paramétrique permet ainsi de détecter et de quantifier le défaut dans un contexte nonstationnaire. En effet, la méthode présentée permet la poursuite des fréquences caractéristiques des défauts

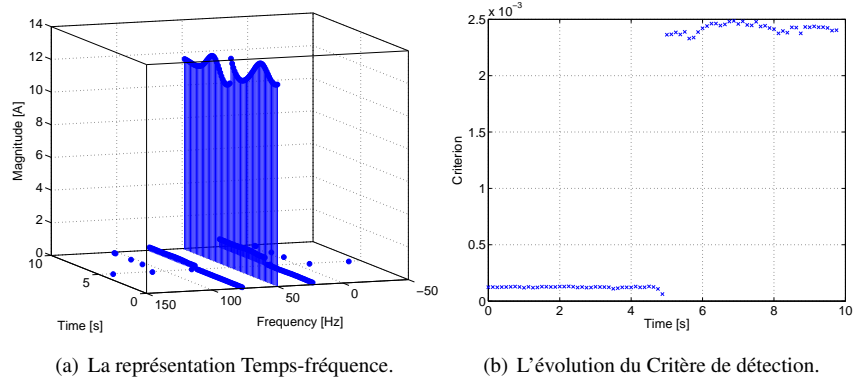


FIGURE 6 . Suivi de la criticité du défaut d'excentricité statique.

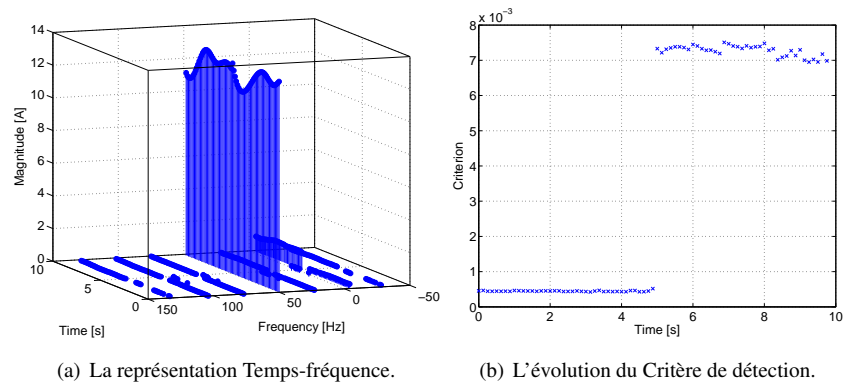


FIGURE 7 . Suivi de la criticité du défaut d'excentricité dynamique.

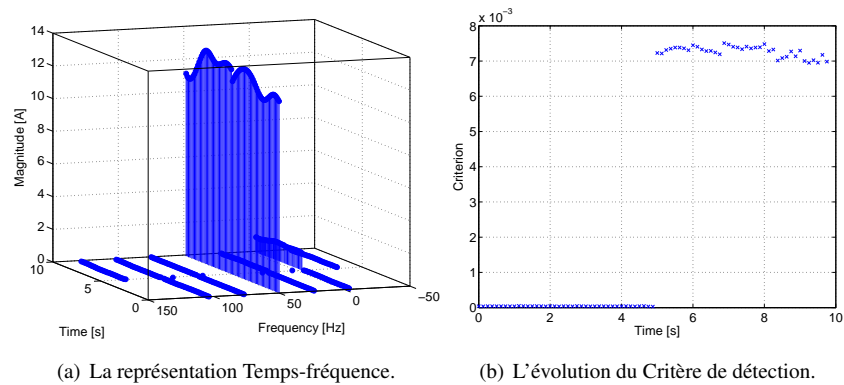


FIGURE 8 . Suivi de la criticité du défaut d'excentricité mixte.

et de leur sévérité dans le cas d'une application éolienne. Ces résultats de simulations permettent de conclure que la méthode proposée est intéressante mais reste à valider sur des signaux issus d'un banc expérimental ou d'une éolienne réelle.

Références

- [1] W. Yang, P. Tavner, C. Crabtree, and M. Wilkinson, "Cost-effective condition monitoring for wind turbines," *Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 263–271, January 2010.

- [2] S. Faulstich, B. Hahn, and P. Tavner, *Wind turbine downtime and its importance for offshore deployment*. Wing Energy, DOI : 10.1002/we.421, July 2010.
- [3] . A. Kusiak and W. Li, “The prediction and diagnosis of wind turbine faults,” *Renewable Energy*, vol. 36, no. 1, pp. 16–23, January 2010.
- [4] J. J. Nielsen and J. D. Sørensen, “On risk-based operation and maintenance of offshore wind turbine components,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 96, no. 1, pp. 218–229, January 2011.
- [5] Z. Hameed, Y. Hong, Y. Cho, S. Ahn, and C. Song, “Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms : A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, no. 1, pp. 21–39, January 2009.
- [6] X. Gong and W. Qiao, “Imbalance fault detection of direct-drive wind turbines using generator current signals,” *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 27, no. 2, pp. 468–476, June 2012.
- [7] N. Q. Hu, L. R. Xia, F. S. Gu, and G. J. Qin, “A novel transform demodulation algorithm for motor incipient fault detection,” *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 2, pp. 480–487, February 2011.
- [8] Y. Amirat, V. Choqueuse, M. E. H. Benbouzid, and S. Turri, “Hilbert transform-based bearing failure detection in Dfig-based wind turbines,” *International Review of Electrical Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 1249–1256, June 2011.
- [9] E. H. E. Bouchikhi, V. Choqueuse, M. E. H. Benbouzid, J. Charpentier, and G. Barakat, “A comparative study of time-frequency representations for fault detection in wind turbine,” in *Proceedings of the 2011 IEEE IECON*, Melbourne (Australia), Nov. 2011, pp. 3584–3589.
- [10] S. Rajagopalan, J. A. Restrepo, J. Aller, T. Habetler, and R. Harley, “Nonstationary motor fault detection using recent quadratic time-frequency representations,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 44, no. 3, 2008.
- [11] C. J. Crabtree, S. Djurović, P. J. Tavner, and A. C. Smith, “Fault frequency tracking during transient operation of wind turbine generators,” in *Proceedings of the 2010 IEEE ICEM*, Rome, Italy, September 2010, pp. 1–5.
- [12] A. Bellini, G. Franceschini, and C. Tassoni, “Monitoring of induction machines by maximum covariance method for frequency tracking,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 42, no. 1, pp. 69–78, Jan./Feb. 2006.
- [13] M. G. Christensen and A. Jakobsson, *Multi-pitch Estimation*. vol. 5 of Synthesis Lectures on Speech & Audio Processing, Morgan & Claypool Publishers, 2009.
- [14] P. Stoica and Y. Selén, “Model-order selection : A review of information criterion rules,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 21, no. 4, pp. 36–47, July 2004.
- [15] E. H. El Bouchikhi, V. Choqueuse, and M. E. H. Benbouzid, “Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines’ bearings condition monitoring,” *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 28, no. 1, pp. 135–144, March 2013.